

**IDENTIFIKASI IKAN MASKOKI MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR
GABOR FILTER DAN KLASIFIKASI *PROBABILITY NEURAL NETWORK*
(PNN)**

(Skripsi)

Oleh

A.A. Gieniung Pratidina



FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS LAMPUNG

BANDAR LAMPUNG

2019

ABSTRACT

GOLDFISH IDENTIFICATION USING GABOR FILTER FOR FEATURE EXTRACTION AND *PROBABILITY NEURAL NETWORK* (PNN) FOR CLASSIFICATION

Oleh

A.A. GIENIUNG PRATIDINA

Carassius Auratus otherwise known as goldfish is one of the most commonly kept aquarium fish that have variety of species, shapes, and colors. Goldfish's identification manually was difficult, because there are several species that have similar anatomy. This research focused to identify three species of goldfish, such as Fantail, Oranda, and Ranchu. Gabor filter was used to extract the image features. Gabor filter is a sinusoidal function multiplied by a gaussian envelope. Probability neural network was used to classify the goldfish. Probability Neural Network is a supervised network which finds its natural use in decision making and classification problems. This research used 216 goldfish's images. 72 images were used for each species. The optimal parameters in this study were kernel size (5,5), frequency (3), orientation (5), and downsample value (16,16) with accuracy up to 100%. Parameters of the frequency, orientation, kernel size and downsample affect the level of accuracy. The greater parameter's value that is used, the more variations in feature vectors are obtained, but if there are too many variations of feature vector, it'll cause redundancy data which causes the classification process to be inefficient.

Keywords: Goldfish identification, Gabor Filter, Probability Neural Network, Pattern recognition

ABSTRAK

IDENTIFIKASI IKAN MASKOKI MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR *GABOR FILTER* DAN KLASIFIKASI *PROBABILITY NEURAL NETWORK* (PNN)

Oleh

A.A. GIENIUNG PRATIDINA

Ikan maskoki adalah salah satu jenis ikan hias yang memiliki beragam spesies, bentuk dan warna. Pengenalan ikan maskoki secara manual dengan pengamatan langsung sulit dilakukan. Hal ini disebabkan beberapa spesies yang anatominya hampir serupa sehingga diperlukan identifikasi ikan secara otomatis. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi tiga spesies ikan maskoki yaitu *Fantail*, *Oranda*, dan *Ranchu*. Metode yang digunakan adalah *Gabor filter* untuk proses ekstraksi fitur. *Gabor filter* adalah sebuah fungsi sinusoidal yang dikombinasikan dengan *gaussian envelope*. *Probability Neural Network* digunakan untuk proses klasifikasi. *Probability Neural Network* adalah algoritma jaringan syaraf tiruan yang menggunakan pelatihan *supervised* dalam pengambilan keputusan dan klasifikasi. *Dataset* yang digunakan berjumlah 216 citra ikan maskoki. Parameter optimal pada penelitian ini adalah ukuran *kernel* (5,5), frekuensi (3), orientasi (5), dan nilai *downsample* (16,16) dengan akurasi mencapai 100%. Nilai parameter frekuensi, orientasi, dan ukuran *kernel* serta *downsample* mempengaruhi tingkat akurasi. Semakin besar nilai parameter yang digunakan, maka semakin banyak variasi vektor ciri yang didapatkan, namun jika variasi vektor ciri terlalu banyak, maka akan menyebabkan *redundancy data* yang menyebabkan proses klasifikasi menjadi tidak efisien.

Kata Kunci: Identifikasi Ikan Maskoki, *Gabor Filter*, *Probability Neural Network* (PNN), Pengenalan Pola.

**IDENTIFIKASI IKAN MASKOKI MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR
GABOR FILTER DAN KLASIFIKASI *PROBABILITY NEURAL NETWORK*
(PNN)**

Oleh

A.A. Gieniung Pratidina

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Mencapai Gelar

SARJANA KOMPUTER

pada

Juruan Ilmu Komputer

Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam



FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS LAMPUNG

BANDAR LAMPUNG

2019

Judul Skripsi : **IDENTIFIKASI IKAN MASKOKI
MENGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR
GABOR FILTER DAN KLASIFIKASI
PROBABILITY NEURAL NETWORK
(PNN)**

Nama Mahasiswa : **A.A. Giening Pratidina**

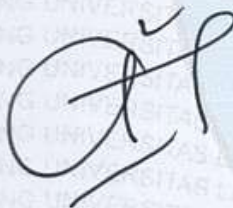
Nomor Pokok Mahasiswa : 1417051001

Jurusan : Ilmu Komputer

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing



Aristoteles, S.Si., M.Si.
NIP 19810521 200604 1 002



Yunda Heningtyas, S.Kom., M.Kom.
NIK 231703080189201

2. Ketua Jurusan Ilmu Komputer



Dr. Ir. Kurnia Muludi, M.S.Sc.
NIP 19640616 198902 1 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua

: Aristoteles, S.Si., M.Si.



Sekretaris

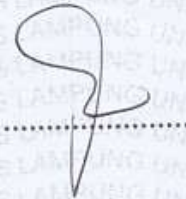
: Yunda Heningtyas, S.Kom., M.Kom.



Penguji

Bukan Pembimbing

: Dr. Eng. Admi Syarif



2. **Plt. Dekan FMIPA Unila**



Prof. Dr. Sutopo Hadi, S.Si., M.Sc.

NIP 19710415 199512 1 001

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 1 Maret 2019

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, menyatakan skripsi saya yang berjudul “Identifikasi Ikan Maskoki Menggunakan Ekstraksi Fitur *Gabor Filter* dan Klasifikasi *Probability Neural Network (PNN)*” merupakan karya saya sendiri dan bukan karya orang lain. Semua tulisan yang tertuang di skripsi ini telah mengikuti kaidah penulisan karya ilmiah Universitas Lampung. Apabila dikemudian hari terbukti skripsi saya merupakan hasil penjiplakan atau dibuat orang lain, maka bersedia menerima sanksi berupa pencabutan gelar yang telah saya terima.

Bandar Lampung, 1 Maret 2019



A.A. Gieniung Pratidina

NPM 1417051001

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan pada tanggal 9 Agustus 1997 di Bandar Lampung sebagai anak tunggal dengan ayah bernama M. Yamin, S.H dan ibu bernama Lisminawati. Penulis menyelesaikan pendidikan formal pertama kali di Taman Kanak-Kanak Pratama Bandar Lampung dan selesai pada tahun 2001. Pendidikan dasar di SDN 4 Sawah Lama

Bandar Lampung dan selesai pada tahun 2007. Pendidikan menengah pertama di SMPN 5 Bandar Lampung diselesaikan pada tahun 2011, kemudian melanjutkan ke pendidikan menengah atas di SMAN 8 Bandar Lampung yang diselesaikan pada tahun 2013.

Pada tahun 2014 penulis terdaftar sebagai mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung. Selama menjadi mahasiswa beberapa kegiatan yang dilakukan penulis antara lain:

1. Pada bulan Juli 2016 sampai dengan Agustus 2016, penulis melaksanakan magang di PT. Pupuk Cikampek, Jawa Barat, bagian Manajemen Produksi dan Operasi.

2. Pada bulan Januari 2017 sampai Maret 2017 penulis melaksanakan kerja praktik di Dinas Pendidikan dan Kebudayaan Provinsi Lampung, bagian perencanaan.
3. Pada bulan Juli 2017 sampai dengan September 2017 penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) PPM di Desa Way Empulau Ulu, Kabupaten Lampung Barat.
4. Pada bulan November 2018 sampai dengan Januari 2019 penulis melaksanakan magang di LAZADA Indonesia, bagian *System Analyst*.

PERSEMBAHAN

Puji dan syukur saya panjatkan kepada Allah SWT atas segala berkah-Nya sehingga skripsi ini dapat terselesaikan.

Kupersembahkan karya ini kepada :

Teristimewa kedua orang tuaku, bapak dan mama yang telah membesarkan, mendidik, memberikan do'a, dukungan dan semangat untuk kesuksesanku. Terima kasih atas semua perjuangan, pengorbanan, kesabaran dan kasih sayang telah kalian berikan untukku.

Teman-teman tersayang dan sahabat seperjuangan yang telah memberikan dukungan.

Keluarga Ilmu Komputer 2014

Serta Almamater Tercinta,

Universitas Lampung.

MOTTO

“Hiduplah seperti kura-kura, biarpun bergerak lambat tetapi tidak pernah berjalan mundur.” – Michella Watch (Kekkai Sensen)

*“Two things to remember in life.
Take care of your thoughts when you’re alone
&
Your words when you’re with people.” – Anonim*

“If A equals success, then the formula is : $A=X+Y+Z$. X is work, Y is play. Z is keep your mouth shut.” – Einstein

“Hakuna Matata.” – Lion King

“ I spend hours looking through lyrics and quotes to find the words that I can’t say.” – Pratiidina

SANWACANA

Segala Puji bagi Allah SWT, Tuhan semesta alam yang telah memberikan karunia, rahmat dan anugerah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul: “Identifikasi Ikan Maskoki Menggunakan Ekstraksi Fitur *Gabor Filter* dan Klasifikasi *Probability Neural Network* (PNN)” yang merupakan salah satu persyaratan akademis dalam menyelesaikan Program Studi S-1 pada Jurusan Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung.

Skripsi ini dapat diselesaikan dengan berkat kerjasama, bantuan, dan dukungan dari banyak pihak. Sehubungan dengan hal itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Kedua orang tua tercinta, Bapak M. Yamin dan Ibu Lisminawati beserta keluarga besar yang selalu memberi doa, motivasi dan kasih sayang yang tak terhingga.
2. Bapak Aristoteles, S.Si., M.Si selaku pembimbing utama saya dalam penelitian ini, yang telah memberikan ide, motivasi, pemberi semangat nasihat, serta keikhlasan beliau yang luar biasa dalam membantu saya menyelesaikan skripsi ini.

3. Ibu Yunda Heningtyas, S.Kom., M.Kom selaku pembimbing kedua yang telah memberikan ide, kritik, dan nasihat sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
4. Bapak Dr. Eng. Admi Syarif selaku pembimbing akademik dan pembahas yang telah memberikan banyak masukan, ide, kritik, serta saran yang bermanfaat dalam perbaikan dalam proses menyelesaikan skripsi ini.
5. Bapak Prof. Warsito, S.Si., D.E.A., Ph.D. selaku Dekan FMIPA Universitas Lampung.
6. Bapak Dr. Ir. Kurnia Muludi, M.S.Sc., selaku Ketua Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung.
7. Bapak Didik Kurniawan sekaligus Sekretaris Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung.
8. Bapak dan Ibu Dosen Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung yang telah memberikan ilmu dan pengalaman dalam hidup untuk menjadi lebih baik.
9. Ibu Ade Nora Maela dan Mas Ardi Naufal yang telah membantu segala urusan administrasi penulis di Jurusan Ilmu Komputer.
10. Sahabat terbaik sekaligus kakak dan guru penulis: Mardiah, Andre, Afif, Kiki dan Sera yang selalu membuat penulis tersenyum, sangat sabar membantu, mengajarkan, dan memberikan semangat dan berbagi cerita dan suka duka bersama penulis. Terima kasih untuk kebersamaannya. Terima kasih untuk menjadi teman yang tidak menyinggung “kelebihan” penulis. Semoga kita sukses di dunia dan di akhirat.

11. Susi, Ayu, Indah, Alep, Maria, Ocha yang berjuang bersama dalam menempuh mata kuliah di Jurusan Ilmu Komputer serta penyusunan skripsi dan canda tawa yang selalu ada mewarnai hari-hari selama proses menuntut ilmu.
12. Keluarga Ilmu Komputer 2014 yang tidak bisa disebutkan satu per satu, terima kasih atas kebersamaanpnya selama ini.
13. Keluarga KKN PPM Lampung Barat: Ainun, Diva, Ika, April, Aprilia, Riski, Bambang, Umam, Nyoman, Tiara, Rani, Dinda, Istie, Dimas, Rofi, Frans, Fadhil, Aldo, Angga, Agung, Ayi, Filza, Dian, Bidari yang sudah menjadi tempat berbagi dan belajar bersama.
14. Almamater tercinta, Universitas Lampung.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan akan tetapi sedikit harapan penulis semoga skripsi ini bermanfaat bagi perkembangan ilmu pengetahuan terutama bagi teman-teman Ilmu Komputer.

Bandar Lampung, 1 Maret 2019

A.A. Gieniung Pratidina

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR ISI.....	i
DAFTAR GAMBAR	iv
DAFTAR TABEL.....	v
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Batasan Masalah	5
1.4 Tujuan	6
1.5 Manfaat	6
II. TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Ikan Maskoki	7
2.1.1 <i>Fantail</i>	7
2.1.2 <i>Oranda</i>	8
2.1.3 <i>Ranchu</i>	8
2.2 Pengenalan Pola	9
2.3 Pengolahan Citra	11
2.3.1 Citra.....	11
2.3.2 Langkah-Langkah Pengolahan Citra.....	12
2.3.3 Jenis Citra.....	13
2.4 Ekstraksi Ciri	14
2.5 <i>Gabor Filter</i>	14
2.6 Konvolusi.....	18
2.7 <i>Downsampling</i>	20

2.8 <i>Probability Neural Network</i> (PNN)	20
2.8.1 Pengertian <i>Probability Neural Network</i> (PNN)	20
2.8.2 Struktur Jaringan PNN.....	21
III. METODE PENELITIAN	22
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian	22
3.2 Spesifikasi Alat Penelitian	22
3.2.1 Perangkat Lunak.....	22
3.2.2 Perangkat Keras.....	22
3.3 Sumber Data.....	23
3.3.1 Data Primer	23
3.3.1.1 Observasi.....	23
3.3.1.2 Studi Literatur	23
3.3.2 Data Sekunder	23
3.4 Tahapan Penelitian	24
3.4.1 Akuisisi Data.....	24
3.4.2 <i>Pre-Processing</i>	25
3.4.3 Ekstraksi Fitur (<i>Gabor Filter</i>).....	26
3.4.3.1 Inisialisasi Parameter	26
3.4.3.2 Pembentukan <i>Kernel Gabor</i>	26
3.4.3.3 Proses Konvolusi <i>Gabor</i>	27
3.4.3.4 Pembentukan Vektor Ciri.....	27
3.4.4 Klasifikasi	28
3.4.5 Evaluasi	28
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	29
4.1 Akuisisi Data.....	29
4.2 <i>Pre-Processing</i>	30
4.3 Ekstraksi Fitur (<i>Gabor Filter</i>).....	31
4.3.1 Inisialisasi Parameter.....	31
4.3.2 Pembentukan <i>Kernel Gabor</i>	32
4.3.3 Proses Konvolusi <i>Gabor</i>	36
4.3.4. Pembentukan Vektor Ciri.....	38

4.4 Klasifikasi	39
4.4.1 Pembahasan Hasil Klasifikasi	42
4.5 Evaluasi.....	43
4.5.1 Evaluasi Waktu Komputasi.....	45
V. SIMPULAN DAN SARAN	47
5.1 Simpulan	47
5.2 Saran	47
DAFTAR PUSTAKA	48
LAMPIRAN	

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
2.1 Ikan Maskoki Spesies <i>Fantail</i>	8
2.2 Ikan Maskoki Spesies <i>Oranda</i>	9
2.3 Ikan Maskoki Spesies <i>Ranchu</i>	9
2.4 Ilustrasi Konvolusi (Munir, 2004)	19
2.5 Algoritma Proses Konvolusi	19
3.1 Tahapan Identifikasi Ikan Maskoki	25
4.1 Potongan <i>Source Code Pre-Processing</i>	30
4.2 Contoh Hasil Pembentukan <i>Kernel Gabor</i> pada Percobaan P1	35
4.3 Potongan <i>Source Code</i> Pembentukan <i>Kernel Gabor</i>	35
4.4 (a) citra ($f(x, y)$) (b) <i>kernel</i> ($g(x, y)$)	36
4.5 Contoh Hasil Perhitungan Konvolusi Citra Ikan Maskoki	38
4.6 Potongan <i>Source Code</i> Proses Klasifikasi	41
4.7 Hasil Klasifikasi Percobaan P1	41
4.8 Grafik Hasil Waktu Komputasi terhadap Nilai <i>Downsample</i>	46

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1.1 Data Statistik Budidaya Perikanan	2
2.1 Perbedaan Bentuk Ikan Maskoki Fantail, Oranda, dan Ranchu	10
3.1 Parameter f , θ , dan ukuran <i>kernel</i> (Abdulmunem & Ibrahim, 2016)	27
4.1 Contoh Akuisisi Data Citra Ikan Maskoki	29
4.2 Contoh Hasil <i>Pre-Processing</i> Citra Latih Ikan Maskoki	30
4.3 Percobaan Pembangunan <i>Kernel</i>	31
4.4 Contoh Parameter Pembentukan <i>Kernel Gabor</i>	33
4.5 Hasil Klasifikasi Ikan Maskoki	41
4.6 Evaluasi Citra Ikan Maskoki	43
4.7 Hasil Waktu Komputasi	45

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Ikan hias adalah salah satu komoditas perikanan yang menjadi komoditas perdagangan yang potensial di dalam maupun di luar negeri (Dey, 2016). Nilai ekspor dunia terhadap ikan hias meningkat dari US\$177.7 juta pada tahun 2000 menjadi US\$337,3 juta pada tahun 2016. Indonesia menempati posisi kelima negara pemasok ikan hias terbesar di dunia dengan nilai ekspor mencapai US\$ 24,64 juta (FACTFISH, 2016).

Ikan maskoki adalah salah satu jenis ikan hias air tawar yang populer dan banyak dipelihara (Bachtiar & Tim Lentera, 2002). Ikan maskoki menempati posisi pertama sebagai 24 ikan hias air tawar paling populer di Belanda dan menempati posisi kedua sebagai 25 ikan hias air tawar paling populer di USA (Bassleer, 2015).

Pasar ikan hias di Indonesia 90% didominasi oleh Kabupaten Tulung Agung, Jawa Timur (Kementerian Kelautan dan Perikanan, 2016). Berdasarkan data statistik budidaya perikanan yang ditunjukkan pada Tabel 1.1, ikan maskoki menempati urutan pertama untuk ikan hias paling laris di Kabupaten Tulung Agung (Dinas Kelautan dan Perikanan, 2016).

Ikan maskoki memiliki beberapa spesies yang hampir serupa, sehingga banyak masyarakat awam yang tidak dapat mengenali spesies ikan maskoki tersebut. Sistem identifikasi ikan maskoki dibutuhkan untuk membantu penggemar atau masyarakat awam mengenali spesiesnya dan mencegah kerugian biaya yang disebabkan oleh kesalahan mengidentifikasi ikan maskoki. Pengenalan pola dibutuhkan untuk mengidentifikasi sebuah objek menjadi beberapa kategori atau kelas. Pola adalah entitas yang terdefinisi dan dapat didefinisikan melalui ciri-cirinya. Ciri yang telah didapat digunakan untuk membedakan suatu pola dengan pola yang lain.

Tabel 1.1 Data Statistik Budidaya Perikanan

No.	Jenis Ikan Hias	Kuartal
1.	Ikan Maskoki	13,027,691,660
2.	Ikan Moli	1,247,761,345
3.	Ikan Manfish	323,677,867
4.	Ikan Cupang	283,604,980
5.	Ikan Koi	258,584,674

Sumber: Dinas Kelautan dan Perikanan Kabupaten Tulung Agung, 2016.

Badawi & Alsmadi (2014) mengidentifikasi 24 *family* ikan berbahaya dan tidak berbahaya. Metode ekstraksi ciri yang digunakan adalah *Gabor filter*, *anchor point detection*, dan pengukuran statistik dari tekstur dan bentuk. Metode klasifikasi yang digunakan adalah *Genetic Algorithm with Iterated Local Search* dipadukan dengan *Back Propagation Classifier* (GAILS-BPC). Akurasi mencapai 80,5%.

Anderson, et al. (2011) mengidentifikasi ikan jenis E. Morio dan bukan ikan jenis E. Morio. Ekstraksi ciri dilakukan dengan metode *Gabor filter* dan *fourier descriptors*. Metode yang digunakan untuk klasifikasi adalah *Restricted Boltzmann Machine*, *Deep Belief Network*, dan *Convolutional Neural Network*. Akurasi tertinggi yang dicapai adalah 98% dengan metode klasifikasi kombinasi antara *Deep Belief Network* and *Convolutional Neural Network*.

Alsmadi, et al. (2010) mengidentifikasi ikan menggunakan kombinasi antara fitur ekstraksi yang efektif dari pengukuran tekstur warna. Metode *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM) digunakan untuk mengekstraksi sejumlah fitur yang akan digunakan dalam proses klasifikasi dengan menggunakan *back-propagation classifier*. Segmentasi citra ikan menggunakan metode pengukuran tekstur warna. Kinerja metode yang diusulkan telah dilakukan berdasarkan 20 *family* ikan yang berbeda, dengan jumlah spesies yang berbeda untuk setiap *family*, dan kumpulan data terdiri dari 610 gambar ikan. Sebanyak 500 gambar ikan digunakan untuk proses pelatihan, dan 110 pengujian untuk proses pengujian. Keakuratannya adalah 84%.

Penggunaan metode *Gabor filter* untuk ekstraksi ciri banyak dilakukan dalam pengenalan wajah. Penggunaan *Gabor filter* dengan memadukan metode PCA atau LDA untuk menghasilkan nilai *eigen* dari citra dua dimensi, kemudian pencocokan citra dengan menghitung tingkat kesamaan ciri menggunakan *euclidean distance*, *mahalanobis distance* atau *cosine distance*, memperoleh akurasi pengenalan mencapai 98% dari 400 citra wajah ketika menggunakan *mahalanobis distance* (Thiyagarajan, et al., 2010).

Penelitian identifikasi wajah menggunakan metode pengenalan *gabor wavelet* dan *classifier ensemble*. Setiap citra wajah tahap pemasukan data dilakukan skala ulang 128x128 piksel dengan *kernel gabor* 5 frekuensi spasial ($=0,1,2,3,4$) dan 8 orientasi ($=0,1,2,3,4,5,6,7$). Hasil penelitian membuktikan bahwa dari 300 sampel dengan 2 kali pengambilan citra wajah yang berbeda didapatkan 600 citra dan sistem mampu mengenali hingga akurasi mencapai 92,67% (Parvin, et al., 2012).

Weimin (2006) juga melakukan penelitian identifikasi wajah berbasis ciri citra wajah dari *Gabor filter* dengan pengklasifikasian menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Weimin menggunakan *Principle Component Analysis* (PCA) Untuk memperkecil dimensi vector ciri yang dihasilkan dari *Gabor filter*, sehingga diperoleh 106 komponen dasar. Dari hasil penelitiannya, tingkat akurasi pengenalan mencapai lebih dari 80% dengan jumlah data latih lebih dari 70 citra.

Shen, et al. (2007) melakukan penelitian mengenai untuk mengidentifikasi wajah dengan menggunakan ekstraksi fitur *Gabor* dan metode tambahan seperti GDA, PCA, LDA, dan KPCA. *Database* yang digunakan adalah FERET dan BANCA. Tingkat akurasinya mencapai 97,5% pada data FERET dan 94,04% pada data BANCA.

Abdulmunem & Ibrahim (2016) melakukan penelitian mengenai identifikasi wajah dengan menggunakan metode *eigen face* dan *Gabor filter*. Penelitian ini mencari titik optimum frekuensi, orientasi, dan ukuran *kernel* untuk mendapatkan tingkat akurasi maksimum. Data yang digunakan berasal dari *database* Faces94.

Hasilnya dari penelitian ini adalah dengan nilai frekuensi (3), orientasi (5), dan ukuran *kernel* (5,5) didapatkan tingkat akurasi mencapai 100%.

Berdasarkan penelitian tersebut, penelitian ini mengidentifikasi citra ikan maskoki. Metode yang digunakan adalah *Gabor filter*. Metode ini mampu menghitung fitur vektor dari sebuah citra yaitu *Gabor filter*. Metode *Gabor filter* dikenal sebagai detektor ciri yang sukses serta memiliki kemampuan mengeliminasi parameter variabilitas suatu objek. *Gabor filter* juga mampu merepresentasikan citra ke dalam skala orientasi sudut dan frekuensi, sehingga ekstraksi ciri yang dihasilkan akan lebih merepresentasikan citra objek yang diekstrak. Keluaran dari *filter* memungkinkan identifikasi lokasi tepi pada gambar. Metode yang digunakan untuk klasifikasi adalah *Probability Neural Network* (PNN). Oleh sebab itu, sistem ini mengimplementasikan metode *Gabor filter* dan metode *Probability Neural Network* (PNN) untuk mengidentifikasi citra ikan maskoki.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana cara menerapkan teknik ekstraksi fitur *Gabor filter* dan klasifikasi *Probability Neural Network* (PNN) untuk mengidentifikasi ikan maskoki dan melihat tingkat akurasinya.

1.3 Batasan Masalah

Suatu penelitian setidaknya membutuhkan batasan-batasan agar tidak menyimpang dari apa yang telah direncanakan sebelumnya sehingga tujuan yang

sebenarnya dapat tercapai. Batasan-batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Spesies ikan maskoki yang diidentifikasi adalah *Fantail*, *Oranda*, dan *Ranchu*.
- b. Proses pemisahan *foreground* (ikan) dengan *background* dilakukan secara manual.
- c. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini adalah Matlab.

1.4 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah:

- a. Mengembangkan sistem identifikasi ikan maskoki dan mengukur tingkat akurasi dari proses identifikasi tersebut dengan metode ekstraksi fitur *Gabor filter* dan klasifikasi *Probability Neural Network* (PNN)
- b. Menemukan parameter ukuran *kernel* (x,y), frekuensi (f), dan orientasi(θ) paling optimum untuk mendapatkan akurasi yang maksimal untuk proses identifikasi ikan maskoki

1.5 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini yaitu:

- a. Mengetahui tingkat akurasi hasil identifikasi ikan maskoki menggunakan metode ekstraksi fitur *Gabor filter* dan klasifikasi *probability neural network*.
- b. Membantu pengguna, pengamat, dan peneliti untuk mengidentifikasi ikan maskoki spesies *fantail*, *oranda*, dan *ranchu*.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Ikan Maskoki

Ikan maskoki adalah salah satu dari berbagai jenis ikan hias yang ditenakkan pertama kali oleh masyarakat Cina. Berdasarkan morfologinya, ikan maskoki diduga kuat merupakan hasil evolusi dari jenis *carp*. Ciri yang membedakan ikan maskoki dengan *carp* adalah tidak adanya sungut pada bagian mulut dan jumlah sisik lebih sedikit dibandingkan dengan *Crucian Crap*. Habitat ikan maskoki adalah kolam berlumpur, bendungan dan sungai. Ikan ini termasuk omnivora, keadaan mulut yang disembulkan dan struktur insang yang mirip sisir memberi kemampuan untuk mengeluarkan objek yang tidak disukai. Ikan maskoki ini dapat hidup pada suhu 28⁰ C - 34⁰ C (Martadi, 2012).

Selain bentuknya yang beragam, ikan maskoki juga memiliki banyak variasi warna kulit seperti kuning, merah, hitam dan lainnya. Ada juga warna tubuh ikan maskoki yang tidak hanya terdiri dari satu warna saja, melainkan beberapa warna yang menambah keindahan ikan hias tersebut (Liviawaty & Afrianto, 1990).

2.1.1 *Fantail*

Ikan maskoki *Fantail* mempunyai tubuh yang unik dan sisik yang menarik. Ikan ini tergolong kedalam jenis ikan yang mudah beradaptasi dengan lingkungan baru.

Bentuk kepala ikan maskoki *Fantail* tergolong pada bentuk kepala tipe segitiga, sebab bentuknya menyerupai segitiga dan datar (tidak ada jambul yang tumbuh). Sirip punggungnya (*Caudal Fin*) juga menyerupai bentuk segitiga siku-siku. Tipe sirip ekornya termasuk dalam tipe ekor ganda terlihat dari bagian sirip ekornya terbelah dua (Iskandar & Sitanggang, 2004). Ikan maskoki *Fantail* dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Ikan Maskoki Spesies *Fantail*

2.1.2 Oranda

Bentuk tubuh maskoki *Oranda* juga mirip dengan maskoki *lion head*. Keunikannya adalah terletak di kepalanya yang berjambul, kotak dan lebar. Sirip punggungnya sama seperti *Fantail* dan sirip ekornya juga termasuk ekor ganda (sirip ekornya terbelah dua), namun lebih panjang dibandingkan dengan maskoki *Fantail* (Bachtiar & Tim Lentera, 2002). Ikan maskoki *Oranda* dapat dilihat pada Gambar 2.2.

2.1.3 Ranchu

Maskoki *Ranchu* atau sering disebut dengan Koki Ganteng atau Koki Bongkok. Bentuk kepalanya menyerupai segitiga tanpa jambul. Ikan maskoki *Ranchu* tidak

memiliki sirip punggung dan permukaan punggungnya yang sedikit lengkung atau bungkuk seperti busur panah. Sirip ekor ikan mas *ranchu* tergolong ekor ganda (sirip ekornya terbelah dua), namun dengan ukuran yang pendek, hanya sebatas punggung (Bachtiar & Tim Lentera, 2002). Ikan maskoki *Ranchu* dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.2 Ikan Maskoki Spesies *Oranda*



Gambar 2.3 Ikan Maskoki Spesies *Ranchu*

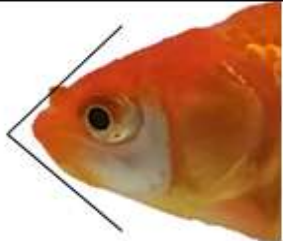


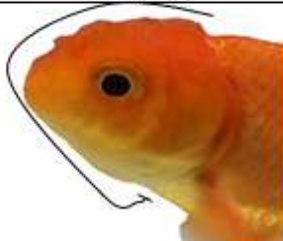





Tabel 2.1 menunjukkan perbedaan bentuk ikan maskoki *Fantail*, *Oranda*, dan *Ranchu*, berdasarkan kepala, sirip punggung dan sirip ekor.

2.2 Pengenalan Pola

Pengenalan pola merupakan suatu ilmu untuk mengklasifikasikan atau menggambarkan sesuatu berdasarkan pengukuran kuantitatif ciri atau sifat dari objek. Pola dapat berupa kumpulan hasil pengukuran yang bisa dinyatakan dalam

notasi vektor atau matriks. Secara garis besar metode-metode pengenalan pola dapat dibagi menjadi tiga kelompok yaitu metode statistik, metode struktural dan metode jaringan syaraf tiruan. Metode statistik adalah pengenalan pola dengan mengukur jarak ciri untuk kemudian diklasifikasikan pada tingkat kesamaan ciri. Metode struktural adalah pengenalan pola dengan mencari ciri khas atau fitur yang unik dari suatu citra tertentu. Metode jaringan syaraf tiruan adalah pengenalan pola dengan melakukan proses pembelajaran atau pelatihan ciri pada tiap masukan untuk kemudian dilakukan proses pengenalan (Putra, 2009).

Tabel 2.1 Perbedaan Bentuk Ikan Maskoki *Fantail*, *Oranda*, dan *Ranchu*

Citra	Kepala	Sirip Punggung	Sirip Ekor
<i>Fantail</i>			
<i>Oranda</i>	Segitiga 	Segitiga 	Ekor Ganda 
<i>Ranchu</i>	Jambul 	Segitiga 	Ekor Ganda Panjang 
	Segitiga	Tanpa Sirip	Ekor Ganda Pendek

2.3 Pengolahan Citra

Citra yang merupakan suatu representasi (gambaran), kemiripan, atau imitasi dari suatu objek sebagai keluaran dari suatu sistem perekam data. Citra dapat bersifat optik berupa foto, bersifat analog berupa sinyal, sinyal video seperti gambar pada monitor televisi, atau bersifat digital yang dapat langsung disimpan pada suatu media penyimpanan. Citra digital merupakan citra yang didapat oleh komputer, disimpan dalam memori komputer hanya angka-angka yang menunjukkan besarnya intensitas pada masing-masing piksel. Banyak cara yang dapat dilakukan untuk menyimpan citra dalam memori. Cara penyimpanan citra menentukan jenis citra digital yang terbentuk (Sutoyo, et al., 2009). Pengolahan citra merupakan sebuah proses untuk meningkatkan kualitas citra dan mengekstrak informasi penting pada citra tersebut (Saxena, et al., 2005).

2.3.1 Citra

Citra adalah gambar pada bidang dwi-matra (dua dimensi). Dalam tinjauan matematis, citra merupakan fungsi *continue* dari intensitas cahaya pada bidang dua dimensi. Ketika sumber cahaya menerangi objek, objek memantulkan kembali sebagian cahaya tersebut. Pantulan ini ditangkap oleh alat-alat pengindera optik, misalnya mata manusia, kamera, *scanner* dan sebagainya. Bayangan objek tersebut akan terekam sesuai intensitas pantulan cahaya. Ketika alat optik yang merekam pantulan cahaya itu merupakan mesin digital, misalnya kamera digital, maka citra yang dihasilkan merupakan citra digital. Pada citra digital, kontinuitas intensitas cahaya dikuantisasi sesuai resolusi alat perekam (Munir,2004).

2.3.2 Langkah-Langkah Pengolahan Citra

Dalam pengolahan citra terdapat langkah-langkah sebagai berikut (Sutoyo, et al., 2009):

a. Akuisisi citra

Akuisisi citra adalah tahap awal untuk mendapatkan citra digital. Tujuan akuisisi citra untuk menentukan data yang diperlukan dan memilih metode perekaman citra digital. Tahap ini dimulai dari objek yang akan diambil gambarnya, persiapan alat-alat, dan pada pencitraannya. Dimana pencitraan adalah kegiatan transformasi dari citra tampak (foto, gambar, dan lukisan) menjadi citra digital.

b. *Preprocessing*

Preprocessing memerlukan tahapan untuk menjamin kelancaran pada proses berikutnya, antara lain:

- Peningkatan kualitas citra (kontras, kecerahan, dll)
- Menghilangkan *noise*
- Perbaikan citra (*image restoration*)
- Segmentasi yang bertujuan untuk mempartisi citra menjadi bagian-bagian pokok yang mengandung informasi penting, misalnya pada pemisahan objek dan latar belakang.

c. Representasi dan Deskripsi

Representasi adalah suatu proses untuk merepresentasikan suatu wilayah sebagai suatu daftar titik-titik koordinat dalam kurva yang tertutup, dengan deskripsi luasan dan perimeternya. Proses selanjutnya dilakukan deskripsi citra dengan cara seleksi ciri dan ekstraksi ciri (*Feature Extraction and Selection*). Seleksi ciri

bertujuan untuk memilih informasi kuantitatif dari ciri yang ada, dan dapat membedakan kelas-kelas objek dengan baik. Ekstraksi ciri mempunyai tujuan untuk mengukur besaran kuantitatif ciri setiap piksel, misalnya rata-rata dan standar deviasi.

d. Pengenalan dan Interpretasi

Tahap pengenalan bertujuan untuk memberi label pada sebuah objek yang informasinya disediakan oleh descriptor, berbeda dengan tahap interpretasi yang bertujuan untuk memberi arti atau makna kepada kelompok objek-objek yang dikenali.

2.3.3 Jenis Citra

Menurut Sutoyo, et al. (2009), dalam pemrosesan citra terdapat tiga jenis citra yang umum digunakan yakni citra berwarna, citra berskala keabuan, dan citra biner.

a. Citra berwarna

Citra berwarna atau yang sering disebut citra RGB adalah jenis citra yang menyajikan warna dalam bentuk komponen *Red* (merah), *Green* (hijau), dan *Blue* (biru). Setiap komponen warna tersebut menggunakan delapan bit yang nilainya berkisar antara 0 sampai dengan 255. Komponen warna yang dapat disajikan mencapai 16.581.375 warna.

b. Citra berskala keabuan

Citra jenis ini menangani gradasi warna hitam dan putih yang menghasilkan efek warna abu-abu. Pada jenis citra berskala keabuan, warna dinyatakan dengan

intensitas yang berkisar antara 0 sampai dengan 255. Nilai 0 menyatakan hitam, sedangkan nilai 255 menyatakan putih.

c. Citra Biner

Citra biner merupakan citra yang setiap pikselnya hanya dinyatakan dengan nilai dari dua kemungkinan yakni nilai 0 dan 1. Nilai 0 menyatakan warna hitam, sedangkan nilai 1 menyatakan warna putih.

2.4 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan salah satu teknik untuk mendapatkan pola suatu citra. Ekstraksi ciri dilakukan berdasarkan isi visual suatu citra yaitu warna, bentuk, tekstur. Ekstraksi ciri merupakan proses pengindeksan suatu *database* citra dengan isinya. Secara matematik, setiap ekstraksi ciri merupakan *encode* dari vektor n dimensi yang disebut dengan vektor ciri. Komponen vektor ciri dihitung dengan pemrosesan citra dan teknik analisis. Tahapan ini bertujuan untuk memperoleh informasi yang terkandung dalam suatu citra untuk kemudian dijadikan sebagai acuan untuk membedakan antara citra yang satu dengan citra yang lain. Pada prinsipnya dalam ekstraksi ciri itu diharapkan ciri yang diekstrak mampu untuk membedakan antara objek yang satu dengan objek yang lain. Sedangkan pada objek yang sama diharapkan ciri tersebut memiliki nilai yang tidak terlalu berbeda (Putra, 2009).

2.5 Gabor Filter

Fungsi *Gabor* pertama kali diperkenalkan oleh Denis Gabor pada tahun 1946 sebagai *tools* untuk deteksi sinyal dalam *noise*. Daugman mengembangkan kerja

Gabor kedalam *filter* dua dimensi pada tahun 1980. *Gabor filter* adalah *filter* linier yang digunakan dalam pengekstrasian fitur citra sebagai detektor ciri. *Gabor filter* dikenal sebagai detektor ciri yang sukses karena memiliki kemampuan menghilangkan variabilitas yang disebabkan oleh iluminasi kontras dan sedikit pergeseran serta deformasi citra. Metode *Gabor filter* telah banyak digunakan dengan sukses untuk pengenalan wajah pada penelitian sebelumnya. Tahap ekstraksi ciri bertujuan untuk mendapatkan informasi penting dari tekstur suatu citra. Teknik ekstraksi ciri menggunakan fungsi *Gabor* dengan mengekstrak ciri dari citra yang ternormalisasi. *Gabor filter* merupakan sebuah pilihan tradisional untuk memperoleh informasi frekuensi yang terlokalisasi. *Gabor filter* menawarkan lokalisasi simultan terbaik dari informasi frekuensi spasial. Akan tetapi, *Gabor filter* memiliki dua keterbatasan utama, *bandwidth* maksimum sebuah *Gabor filter* terbatas pada sekitar satu oktaf dan tidak optimal jika digunakan untuk mencari informasi spektral yang luas dengan lokalisasi spasial yang maksimal. Setiap landmark dari wajah direpresentasikan dengan respon *Gabor filter*. *Gabor filter* 2D diperoleh dengan memodulasi gelombang sinus 2D pada frekuensi dan orientasi tertentu dengan *Gaussian envelope*. Desain *Gabor Filter* dilakukan dengan *tuning filter* oleh frekuensi spasial tertentu dan orientasi dengan tepat memilih *parameter filter*, penyebaran *filter* σ_x , σ_y , radial frekuensi f dan orientasi θ_n *filter*. Respon terhadap setiap representasi *kernel filter gabor* adalah fungsi kompleks dengan bagian nyata dan bagian imajiner. Setiap *output* dari *Gabor filter*, masing-masing citra hendaknya telah dinormalisasi lebih dahulu untuk mengurangi pengaruh kondisi pencahayaan (Serrano, et al., 2011).

Gabor Wavelet kernel 2-D diperoleh dengan memodulasi gelombang sinus 2-D pada frekuensi dan orientasi tertentu dengan *Gaussian Envelope*. Metode ini pada prinsipnya suatu citra yang telah ternormalisasikan, dikonvolusi dengan n buah *kernel Gabor filter* dengan arah orientasi yang berbeda. Sehingga pada akhirnya terbentuk n buah citra baru yang telah di-*filter* (Carmona, et al., 1998).

Gabor filter ($G(x,y)$) merupakan suatu kompleks sinusoidal yang berkombinasi dengan *gaussian envelope* yang berdomain spasial. *Gabor bank filter* adalah *multi-channel filter* yang menggunakan frekuensi spasial tertentu dan orientasi dari sinusoidal dan *Gaussian* menyebar ke arah x dan (σ_x dan σ_y) (Movellan, 2002).

Metode pengenalan obyek dapat didefinisikan sebagai proses penentuan identifikasi obyek berdasarkan *database* citra yang ada. Tujuan digunakannya *Gabor filter* adalah untuk memunculkan ciri-ciri khusus dari citra yang telah dikonvolusi terhadap kernel. Secara spasial, sebuah fungsi *Gabor* merupakan *Sinusoidal* pada frekuensi dan orientasi tertentu yang dimodulasi oleh fungsi *Gauss envelope*. Persamaan (1) merupakan fungsi *Gabor filter* menurut Shen, et al., (2007).

$$G(x,y) = \frac{f^2}{\pi\gamma\eta} \exp(-(\alpha^2 x'^2 + \beta^2 y'^2)) \exp(-(2\pi f x')) \quad (1)$$

Dengan :

$$x' = x \cos\theta + y \sin\theta$$

$$y' = -x \sin\theta + y \cos\theta$$

f adalah frekuensi pusat dari gelombang pesawat sinus. θ adalah orientasi dari *Gaussian* dan gelombang pesawat. γ adalah ketajaman sepanjang sumbu utama. η adalah ketajaman sepanjang sumbu bukan utama yang tegak lurus dengan gelombangnya. Parameter γ dan η menentukan ratio antara frekuensi pusat dengan ukuran *Gaussian envelope*. Selama rasio tetap, ukuran *Gaussian envelope* berkurang dengan nilai frekuensi pusat. Semakin besar frekuensi pusat sinusoidal, semakin kecil area *Gaussian envelope* pada domain spasial. α adalah ketajaman aksis mayor fungsi *Gaussian* dan β adalah ketajaman aksis minor fungsi *Gaussian*. α didefinisikan sebagai $\frac{f^2}{\gamma^2}$ dan β didefinisikan sebagai $\frac{f^2}{\eta^2}$.

Filter dapat dibentuk oleh dilasi dan rotasi. Setiap *filter* membentuk fungsi *Gaussian envelope* dengan frekuensi. Untuk mengekstrak fitur yang dibutuhkan dari sebuah citra, umumnya sekumpulan *Gabor filter* yang berbeda frekuensi dan orientasi dibutuhkan. Misalkan U adalah frekuensi dan V adalah orientasi, maka frekuensi dan θ dirumuskan seperti Persamaan (2) dan Persamaan (3).

$$f_u = f_{max} / \sqrt{2}^{u-1}, u = 0, 1, 2, \dots, U-1 \quad (2)$$

$$\theta_v = \frac{v-1}{N} \pi, v = 0, 1, 2, \dots, V-1 \quad (3)$$

f_{max} merupakan frekuensi maksimum. N merupakan jumlah orientasi yang digunakan (Shen, et al., 2007).

Array yang terbentuk merupakan bagian *real* dan bagian imajiner dari *Gabor filter*. Tahapan selanjutnya adalah normalisasi. Tujuan dari normalisasi adalah untuk menggunakan seluruh range nilai *grayscale* sehingga diperoleh gambar yang lebih tajam. Membuat citra ke bentuk normal citra yang sesuai dengan yang

diinginkan tanpa menghilangkan informasi penting yang ada. Yang dapat diartikan bahwa normalisasi citranya dapat disesuaikan dengan keinginan karena tidak bergantung dari besar atau kecilnya ukuran citra semula. Persamaan normalisasi *Gabor filter* dapat dilihat pada Persamaan (4).

$$abs(x) = \sqrt{real(x)^2 + imag(x)^2} \quad (4)$$

Setelah citra ternormalisasi di konvolusi dengan *Gabor filter*, maka terbentuklah sejumlah *n x p magnitude*. Normalisasi dilanjutkan dengan menggunakan rata-rata dan standar deviasi, dinyatakan dengan Persamaan (5).

$$gaborAbs = (gaborAbs - \text{mean}(gaborAbs)) / \text{std}(gaborAbs, 1); \quad (5)$$

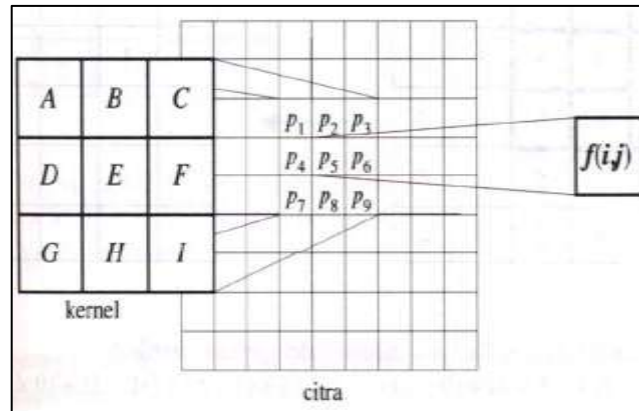
Perhitungan vektor ciri dilanjutkan dengan mencari nilai maksimum pada setiap citra. (Kepenekci, 2001).

2.6 Konvolusi

Operasi yang mendasar dalam pengolahan citra adalah operasi konvolusi. Konvolusi 2 buah fungsi $f(x)$ dan $g(x)$ didefinisikan seperti Persamaan (6).

$$h(x) = f(x) \cdot g(x) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} f(a) \cdot g(x - a) \quad (6)$$

Pada operasi konvolusi Persamaan (6), $g(x)$ disebut *kernel* konvolusi atau *kernel* penapis (*filter*). *Kernel* $g(x)$ merupakan suatu jendela yang dioperasikan secara bergeser pada sinyal masukan $f(x)$, yang dalam hal ini, jumlah perkalian kedua fungsi pada setiap titik merupakan hasil konvolusi yang dinyatakan dengan keluaran $h(x)$ (Munir, 2004). Ilustrasi konvolusi ditunjukkan pada Gambar 2.4. Algoritma proses konvolusi dapat dilihat pada Gambar 2.5.



Gambar 2.4 Ilustrasi Konvolusi (Munir, 2004)

```

void konvolusi (citra Image, citra ImageResult, imatriks Mask, int N, int M)
/* Mengkonvolusi citra yang berukuran N x M dengan mask 3 x 3. Hasil
konvolusi disimpan di dalam matriks ImageResult. */
{ int i, j;
  for (i=1; i<=N-3; i++)
    for(j=1; j<=M-3; j++)
      ImageResult[i][j]= Image[i-1][j-1]*Mask[0][0] + ...
                          Image[i-1][j+1]*Mask[0][1] + ...
                          Image[i-1][j]*Mask[0][2] + ...
                          Image[i][j-1]*Mask[1][0] + ...
                          Image[i][j]*Mask[1][1] + ...
                          Image[i][j+1]*Mask[1][2] + ...
                          Image[i+1][j-1]*Mask[2][0] + ...
                          Image[i+1][j]*Mask[2][1] + ...
                          Image[i+1][j+1]*Mask[2][2];
}

```

Gambar 2.5 Algoritma Proses Konvolusi

2.7 Downsampling

Proses *downsampling* (reduksi) adalah proses pereduksian nilai-nilai matriks citra $m \times n$ menjadi nilai baru dengan cara men-*decode* nilai matriks citra per baris atau matriks citra per kolom atau keduanya menjadi nilai baru $m \times 1$ atau $1 \times n$ dan kemudian diubah menjadi vektor kolom. Dengan tereduksinya nilai-nilai matriks asli menjadi matriks baru dan mengurangi jumlah *input* untuk JST. Syarat yang harus dipenuhi matriks citra adalah nilai-nilai matriks citra harus bernilai 0 atau 1. Misalkan sebuah gambar dengan dimensi 10×10 , normalnya data masukan yang dihasilkan dari matriks tersebut adalah vektor 100 kolom. Dengan *downsampling*, hanya akan menghasilkan vektor 10 kolom (kolom matriks) atau vektor 10 kolom (baris matriks) (Sutoyo, et al., 2009).

2.8 Probability Neural Network (PNN)

2.8.1 Pengertian Probability Neural Network (PNN)

Probability Neural Network (PNN) adalah suatu metode jaringan saraf tiruan (*neural network*) yang menggunakan pelatihan (*training*) *supervised*. PNN berasal dari jaringan *Bayesian* dan algoritma statistik bernama *Kernel Fisher Discriminant Analysis*. Kaidah Bayes dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap sejumlah kategori. Pengambilan keputusan didasarkan pada hasil perhitungan jarak antara fungsi kepekatan peluang dari vektor ciri. PNN biasanya digunakan untuk masalah klasifikasi (Specht, 1990).

Probability Neural Network (PNN) berdasarkan pada metode teorema Bayes untuk probabilitas bersyarat dan metode Parzen untuk memperkirakan fungsi

kepadatan probabilitas variabel acak. PNN pertama kali diperkenalkan oleh Specht pada tahun 1990 yang menunjukkan bagaimana *Bayes Parzen Classifier* bisa dipecah menjadi sejumlah besar dari proses sederhana dan diimplementasikan kedalam jaringan saraf *multilayer* (Spovia & Das.C.N., 2016)

2.8.2 Struktur Jaringan PNN

PNN memiliki beberapa *layer*, diantaranya yaitu *input layer*, *radial basis layer*, *summation layer*, dan *output layer* (Spovia & Das.C.N., 2016).

a. Input Layer

Pada lapisan ini terdapat variabel vektor input yang akan dijadikan input kedalam jaringan. Nilai dari variabel ini merupakan hasil dari ekstraksi ciri dari setiap citra yang diuji.

b. Pattern Layer

Pada lapisan ini dilakukan perhitungan kedekatan jarak antara vektor bobot dengan vektor input. Vektor bobot merupakan nilai dari citra latih. Vektor input merupakan nilai dari ekstraksi ciri citra ikan maskoki yang akan diuji.

c. Summation Layer

Pada lapisan ini menghitung penjumlahan kemungkinan maksimum dari setiap *i-neuron* pada lapisan *pattern layer* dengan kelas yang sama dan dirata-ratakan dengan jumlah citra uji.

d. Output Layer

Pada lapisan terakhir ini dibandingkan nilai antara hasil dari tiga kelas, yaitu kelas *Fantail*, *Oranda*, dan *Ranchu*. Nilai probabilitas yang tertinggi maka akan dikelompokkan menjadi kelas tersebut.

III. METODE PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini mulai dilaksanakan pada bulan Februari sampai dengan Agustus 2018. Tempat penelitian adalah Laboratorium Komputasi Dasar Jurusan Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung yang beralamat di Jalan Prof. Dr. Soemantri Brojonegoro No. 1 Gedung Meneng, Bandarlampung.

3.2 Spesifikasi Alat Penelitian

Alat-alat yang digunakan dalam penelitian ini antara lain:

3.2.1 Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang digunakan pada penelitian ini yaitu:

- a. Sistem Operasi *Windows 8.1 Pro 64-bit*
- b. *Matlab R2016a (Windows Versions)*
- c. *Image Processing Toolbox*
- d. *CorelDRAW X4*

3.2.2 Perangkat Keras

Perangkat keras yang digunakan pada penelitian ini yaitu:

- a. *Processor (Intel ® Core TM i3-4025U)*

- b. RAM DDR3 6 GB
- c. HD 500 GB
- d. Kamera 13 MP, PDAF, f/2.2, 1080p@30fps

3.3 Sumber Data

Sumber data yang dipergunakan dalam penelitian ini terdiri dari data primer dan data sekunder.

3.3.1 Data Primer

Data primer pada penelitian ini diperoleh melalui observasi dan studi literatur.

3.3.1.1 Observasi

Observasi dilakukan di Laboratorium Komputasi Dasar Jurusan Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung. Data penelitian yang diperoleh yaitu citra ikan maskoki jenis *Fantail*, *Oranda*, dan *Ranchu* sebanyak 216 citra berukuran 2912 x 5148 piksel.

3.3.1.2 Studi Literatur

Studi literatur dilakukan dengan mengumpulkan jurnal, penelusuran internet, dan buku-buku yang berkaitan dengan topik penelitian, seperti penelitian mengenai identifikasi jenis ikan maskoki dan penelitian yang menggunakan metode *Gabor filter* dan *Probability Neural Network*.

3.3.2 Data Sekunder

Data sekunder dalam penelitian ini diperoleh melalui wawancara. Wawancara yang dilakukan adalah wawancara bebas atau wawancara tidak terstruktur.

Wawancara dilaksanakan di Dinas Kelautan dan Perikanan Provinsi Lampung yang beralamat di Jalan Drs. Warsito No. 76, Teluk Betung, Bandar Lampung. Narasumbernya adalah M. Zainal. Data yang diperoleh adalah data statistik budidaya perikanan Bandar Lampung tahun 2017 dan pakar ikan hias yang berada di Kota Bandar Lampung.

3.4 Tahapan Penelitian

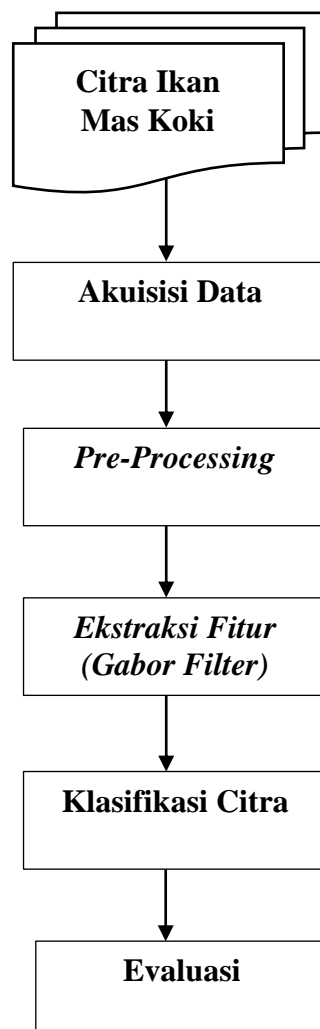
Penelitian yang dilakukan adalah penelitian yang dapat melakukan pengenalan spesies ikan maskoki. Penelitian ini terdiri dari beberapa tahap yaitu akuisisi data, *pre-processing*, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan evaluasi. Masukan dalam penelitian ini adalah citra atau *image* ikan maskoki. Sistem melakukan proses pengenalan ciri ikan maskoki yang terdapat pada citra. Hasil keluarannya berupa *confusion matrix* dan persentase akurasi. Tahapan identifikasi atau pengenalan ikan ditunjukkan pada Gambar 3.1.

3.4.1 Akuisisi Data

Tahapan pertama adalah akuisisi data. Proses pengambilan citra ikan maskoki dilakukan menggunakan kamera digital dalam bentuk citra bergerak (*video*) dengan format .mp4. Selanjutnya, dilakukan *screenshot* setiap detiknya dan menghasilkan citra RGB ikan maskoki tidak bergerak dengan format .jpg berukuran 2912 x 5148 piksel.

3.4.2 Pre-Processing

Tahapan *pre-processing* pada citra dimulai dengan proses segmentasi atau pemisahan bagian yang terdapat citra ikan maskoki (objek) dengan latar belakang. Proses segmentasi dilakukan secara manual dengan menggunakan *software Corel Draw X4*. Ukuran ikan maskoki diganti menjadi 256x256 piksel dan mengganti latar belakang citra menjadi putih. Citra RGB ikan mas koki yang telah berlatar belakang putih ditransformasi menjadi citra *grayscale*.



Gambar 3.1 Tahapan Identifikasi Ikan Maskoki

3.4.3 Ekstraksi Fitur (*Gabor Filter*)

Proses ekstraksi fitur pada penelitian ini dilakukan menggunakan metode *Gabor filter*. Hasil dari ekstraksi fitur ikan maskoki terhadap citra masukan adalah sebuah vektor ciri. Vektor ciri yang didapat sangat mempengaruhi proses klasifikasi ikan maskoki. Tahapan ekstraksi fitur dengan menggunakan *Gabor filter* terdiri dari tiga langkah yaitu pembangunan kernel, pembentukan array *Gabor*, dan pembentukan vektor ciri.

3.4.3.1 Inisialisasi Parameter

Langkah pertama adalah menginisialisasi parameter. Parameter yang dibutuhkan yaitu frekuensi tertinggi (f_{max}), ketajaman sepanjang sumbu utama (γ), ketajaman sepanjang sumbu minor (η), ukuran *kernel* (x,y), frekuensi(f), dan orientasi(θ). f_{max} yang digunakan adalah 1. $\gamma = \eta = \sqrt{2}$. Jumlah *kernel* bergantung pada jumlah spasial frekuensi dan arah orientasi yang digunakan. Penelitian ini menggunakan kombinasi frekuensi, orientasi, dan ukuran *kernel* yang dapat dilihat pada Tabel 3.1 (Abdulmunem & Ibrahim, 2016).

3.4.3.2 Pembentukan *Kernel Gabor*

Langkah kedua pada metode *Gabor filter* adalah pembentukan *kernel Gabor*. *Kernel* adalah matriks berukuran kecil dengan komponen berupa bilangan. Pembentukan *kernel* bergantung pada frekuensi, orientasi, dan ukuran *kernel*. *Kernel Gabor* didapatkan dengan Persamaan (1). Hasil pembentukan *kernel Gabor* berupa bilangan kompleks yang terdiri dari bagian *real* dan *imaginary*. Nilai frekuensi (f) dan orientasi (θ) yang telah ditetapkan akan menghasilkan

array 3 dimensi berukuran $f \times \theta$. *Array* 3 dimensi tersebut berisi *array* 2 dimensi yang memiliki ukuran sama seperti ukuran *kernel* yang ditetapkan.

Tabel 3.1 Parameter f , θ , dan ukuran *kernel* (Abdulmunem & Ibrahim, 2016).

Percobaan	Frekuensi	Orientasi	Ukuran <i>Kernel</i>
1	2	2	3x3
2	2	3	3x3
3	2	4	3x3
4	2	5	3x3
5	3	2	3x3
6	3	3	3x3
7	3	4	3x3
8	3	5	3x3
9	3	5	5x5
10	3	5	7x7
11	3	5	9x9
12	3	5	39x39
13	4	5	5x5

3.4.3.3 Proses Konvolusi *Gabor*

Langkah ketiga adalah proses konvolusi *Gabor*. *Kernel* yang telah terbentuk digunakan pada proses konvolusi *Gabor*. Konvolusi dilakukan dengan menggeser *kernel* piksel per piksel. Hasil konvolusi disimpan di dalam matriks baru. Algoritma konvolusi dapat dilihat pada Gambar 2.5.

3.4.3.4 Pembentukan Vektor Ciri

Langkah keempat adalah pembentukan vektor ciri. Hasil konvolusi *Gabor* berupa bilangan *complex double* yang harus diubah menjadi bilangan *double*. Proses normalisasi didapatkan dengan Persamaan (4). Jika citra ikan maskoki 256x256 piksel yang telah dinormalisasi diekstraksi menggunakan frekuensi (2) dan

orientasi (2) akan menghasilkan vektor ciri sebanyak 262.144 ciri. Selanjutnya dilakukan proses *downsampling* untuk memperkecil ukuran vektor ciri. Semakin besar nilai *downsampling*, maka semakin kecil ukuran matriks yang dihasilkan. Nilai *downsample* ditentukan dari faktor ukuran citra. Faktor dari 256 adalah 4, 16, 64. Penelitian ini menggunakan nilai *downsample* (4,4), (16,16), dan (64,64). Hasil *downsample* kemudian dinormalisasi kembali dengan Persamaan (5). Proses terakhir adalah mencari nilai maksimal dari vektor ciri, sehingga didapatkan vektor ciri dengan ukuran 1xN.

3.4.4 Klasifikasi

Metode yang digunakan untuk klasifikasi adalah *Probability Neural Network* (PNN). Proses klasifikasi dilakukan untuk mengidentifikasi jenis ikan maskoki. Proses klasifikasi diawali dengan meng-*input* citra uji ikan maskoki. *Output* dari proses klasifikasi adalah nama jenis ikan maskoki yang diuji beserta keterangannya.

3.4.5 Evaluasi

Pada tahap evaluasi, citra ikan maskoki diuji pada sistem yang telah dibuat. Citra uji dianalisis dan diklasifikasikan berdasarkan spesiesnya. Hasil dari proses klasifikasi berupa sebuah nilai. Nilai tersebut akan menjadi parameter untuk menghitung tingkat akurasi. Evaluasi dihitung dengan menggunakan persamaan:

$$Evaluasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (3.1)$$

V. SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Berdasarkan penelitian identifikasi ikan maskoki dengan menggunakan ekstraksi fitur *Gabor filter* dan klasifikasi *Probability Neural Network* (PNN), maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

- a. Implementasi program dalam mengidentifikasi ikan maskoki dengan menggunakan ekstraksi fitur *Gabor filter* dan klasifikasi *Probability Neural Network* (PNN) mampu bekerja dengan baik.
- b. Parameter optimal pada penelitian ini adalah ukuran *kernel* (5,5), frekuensi (3), orientasi (5), dan nilai *downsample* (16,16) dengan akurasi mencapai 100%.

5.2 Saran

Dengan melihat hasil yang dicapai pada penelitian ini, ada beberapa hal yang disarankan untuk pengembangan selanjutnya yaitu:

- a. Pada penelitian ini segmentasi dilakukan secara manual, diharapkan untuk mengembangkan sistem dengan metode segmentasi.
- b. Pada penelitian ini hanya menggunakan tiga spesies ikan maskoki, sehingga dapat dikembangkan dengan menggunakan lebih dari tiga spesies.
- c. Pengembangan dengan metode ekstraksi fitur lainnya.
- d. Pengembangan sistem dengan variasi dataset lainnya, seperti batik.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdulmunem, M. E. & Ibrahim, F. B., 2016. Design of an Efficient Face Recognition Algorithm based on Hybrid Method of Eigen Faces and Gabor Filter. *Iraqi Journal of Science*, 57, No. 3B(ISSN: 00672904), pp. 2102-2110.
- Alsmadi, M. K., Omar, K. b., Noah, S. A. & Almarashdeh, I., 2010. Fish Recognition Based on Robust Feature Extraction from Color Texture Measurements Using Back-Propagation Classifier. *Journal of Computer Science*, 6(10)(ISSN: 1549-3636), pp. 1088-1094.
- Anderson, J., Lewis, B. & O'Byrne, C., 2011. *Intelligent Fish Classification in Underwater Video*, New Orlands: Research Experience for Undergraduates (REU) University of New Orlands.
- Bachtiar, Y. & Tim Lentera, 2002. *Budidaya Ikan Hias Air Tawar untuk Ekspor*. Edisi 1. (ISBN: 979-3357-77-0). Tangerang: PT. Agromedia Pustaka.
- Badawi, U. A. & Alsmadi, M. K., 2014. A General Fish Classification Methodology Using Meta Heuristic Algorithm with Back-Propagation Classifier. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, Vol. 66 No.3(ISSN: 1992-8645), pp. 803-812.

- Bassleer, G., 2015. The global Ornamental Aquarium industry: Facts and Figures – Part 2. *Journal of Ornamental Fish International*, Volume 78, pp. 14-16.
- Carmona, R., Hwang, W. L. & Torresani, B., 1998. *Practical Time Frequency Analysis: Gabor and Wavelet Transforms with an Implementation in S. Wavelet Analysis and Its Application 9*. (ISBN: 0-12-160170-6). USA: Academic Press.
- Dey, V., 2016. The Global Trade in Ornamental Fish. *INFOFISH International*, Volume 4, pp. 52-55.
- Dinas Kelautan dan Perikanan, K. T. A., 2016. Data Statistika Perairan Ikan Hias.
- FACTFISH, 2016. Ornamental Fish, Live, Export Value (US \$) – For All Countries.
- Iskandar & Sitanggang, M., 2004. *Memilih dan Merawat Maskoki Impor Berkualitas. 1*. (ISBN: 979-3357-53-3). Jakarta: Agromedia.
- Kementerian Kelautan dan Perikanan, I., 2016. Pasar Ikan Hias Indonesia.
- Kepenekci, B., 2001. *Face Recognition using Gabor Wavelet Transform. Thesis, Department of Electrical and Electronics Engineering*, Ankara, Turkey: Middle East Technical University.
- Liviawaty, I. E. & Afrianto, I. E., 1990. *Maskoki, Budidaya dan Pemasarannya*. (ISBN: 979-413-416-3). Jakarta: Kanisius.

- Martiadi, R., 2012. *Investarisasi Parasit pada Ikan Manvis, Ikan Mas Koki, Ikan Black Ghost dan Ikan Neon Tetra di Daerah Jakarta Selatan*. (ISSN: 2527-6395). Jakarta: Institut Pertanian Bogor.
- Movellan, J. R., 2002. Tutorial on Gabor Filters. *Emergence of simple-cell Receptive Field Properties by Learning a Sparse Code for Natural Images*.
- Munir, R., 2004. *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*. 1. (ISSN: 09201-684). Bandung: Informatika.
- Parvin, H., Mohammadi, M. & Rezaei, M. Z., 2012. Face Identification Based on Gabor-Wavelet Features. *International Journal of Digital Content Technology and its Applications*, 6(10.4156/jdcta.vol6.issue1.30), pp. 247-255.
- Putra, D., 2009. *Sistem Biometrika Konsep Dasar, Teknik Analisis Citra, dan Tahapan Membangun Aplikasi Sistem Biometrika*. 1. (ISBN: 978 - 979 - 29 - 1443 - 6). Yogyakarta: Andi.
- Saxena, A., Chung, S. H. & Ng, A. Y., 2005. Learning Depth from Single Monocular Images. *Neural Information Processing Systems (NIPS)*, Volume 18, pp. 1161-1168.
- Serrano, A., Diego, I., Conde, C. & Cabello, E., 2011. Analysis of Variance of Gabor Filter Banks Parameters for Optimal Face Recognition. *Pattern Recognition Letters*, 32(10.1016/j.patrec.2011.09.013), pp. 1998-2008.

- Shen, L. L., Bai, L. & Fairhurst, M., 2007. Gabor Wavelets and General Discriminant Analysis for Face Identification and Verification. *Image and Vision Computing*, 25(10.1016/j.imavis.200.05.002), pp. 553-563.
- Specht, D., 1990. Probabilistic Neural Network. *Neural Network*, Vol 3(ISSN:0893-6080/90), pp. 109-118.
- Spovia, S. & Das.C.N., D. D., 2016. Probabilistic Neural Network Assisted Cell Tracking and Classification. *International Research Journal of Engineering and Technology*, 03(08), p. 7.
- Sutoyo, T. et al., 2009. *Teori Pengolahan Citra Digital*. 1. (ISBN: 978-979-29-0974-6). Yogyakarta: Andi.
- Thiyagarajan, R., Ragul, G. & MageshKumar, C., 2010. Gabor Featured Statistical Modeling in Face Recognition with Chaotic Database. *Procedia Computer Science*, 3(ISSN: 2250-2459)), pp. 278-284.
- Weimin, X., 2006. Facial Expression Recognition Based on Gabor Filter and SVM. *Chinese Journal of Electronics Vol.15*.